

Meramalkan Curah Hujan di Kabupaten Maros dengan Menggunakan Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*

Rael Hofni Tandirerung¹, Erna Tri Herdiani^{2*}, Sitti Sahriman³

¹²³Departemen Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Hasanuddin, Makassar, 90245, Indonesia

* Corresponding author, email: herdiani.erna@gmail.com

Abstract

The adaptive neuro-fuzzy inference system or ANFIS method is a hybrid of the fuzzy time series method and artificial neural networks. This algorithm maps the input data in the input layer to the target in the output layer via neurons in the hidden layer using time series data. The working principle of ANFIS has layers that function as input and output. This study aims to obtain the results of rainfall forecasting using the ANFIS method in Maros Regency, South Sulawesi. This research is divided into training data and testing data with details of 292 training data and 73 test data. Then the forecasting results were obtained using 73 test data, namely the period October 20 - October 31, which obtained a value of 0.384% from the calculation of MAPE (Mean Absolute Percentage Error) in the very good forecasting category. The correlation coefficient was obtained by 0.99 with a strong correlation category. So, it can be concluded that the ANFIS method can predict rainfall in Maros Regency with a good degree of accuracy.

Keywords: Rainfall, Fuzzy Time Series, Generalized Bell, Fuzzy Inference System, Neural Network, Adaptive Neuro Fuzzy Inference System.

Abstrak

Metode *adaptive neuro fuzzy inference system* atau ANFIS merupakan hybrid dari metode *fuzzy time series* dan jaringan syaraf tiruan. Algoritma ini memetakan data *input* pada lapisan masukan menuju target pada lapisan *output* melalui *neuron-neuron* pada lapisan tersembunyi dengan menggunakan data time series. Prinsip kerja ANFIS memiliki lapisan-lapisan yang berfungsi sebagai *input* dan *output*. Penelitian ini bertujuan untuk memperoleh hasil peramalan curah hujan menggunakan metode ANFIS di Kabupaten Maros, Sulawesi Selatan. Penelitian ini terbagi atas data training dan data testing dengan rincian 292 data *train* dan 73 data *test*. Kemudian didapatkan hasil peramalan menggunakan 73 data uji yaitu periode tanggal 20 Oktober - 31 Oktober yang diperoleh nilai sebesar 0.384% dari perhitungan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) dengan kategori peramalan sangat baik. Untuk koefisien korelasi diperoleh sebesar 0.99 dengan kategori hubungan korelasi kuat. Jadi, dapat disimpulkan bahwa metode ANFIS dapat meramalkan curah hujan di Kabupaten Maros dengan tingkat akurasi yang baik.

Kata kunci: Curah Hujan, Fuzzy Time Series, Generalized Bell, Fuzzy Inference System, Jaringan Syaraf Tiruan, Adaptive Neuro Fuzzy Inference System.

1. Pendahuluan

Indonesia terletak di antara dua samudra besar, yakni Samudra Pasifik di sebelah timur laut dan Samudra Indonesia di sebelah barat daya, Kedua samudra ini merupakan sumber udara lembab yang banyak mendatangkan hujan bagi wilayah Indonesia. Pola hujan di Indonesia juga dipengaruhi oleh keberadaan dua benua yang mengapit Indonesia, yakni Benua Asia dan Benua Australia. Kedua benua ini sangat mempengaruhi pergerakan angin di wilayah Indonesia yang berperan mendatangkan hujan [1].

Dengan demikian diperlukan metode peramalan yang mampu memprediksi curah hujan yang tinggi agar dapat diantisipasi sejak dini guna mengurangi terjadinya kerusakan dalam berbagai hal [1]. Pada umumnya metode peramalan dilakukan dengan metode *time series*, akan tetapi seiring perkembangannya *time series* dapat dikolaborasikan dengan beberapa metode seperti jaringan syaraf tiruan agar memperkuat tingkat akurasi peramalan [2]. Algoritma ini memetakan data masukan pada lapisan masukan menuju target pada lapisan keluaran melalui neuron-neuron pada lapisan tersembunyi [2-5]. Metode jaringan syaraf tiruan dan *fuzzy time series* ini dapat dikolaborasi menjadi metode peramalan yang dikenal dengan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* [6].

Curah hujan yang ada di Indonesia memiliki beberapa variasi wilayah dan pengaruh konveksi nya [7,8]. Beberapa kali dilakukan penelitian menggunakan metode ANFIS guna mengantisipasi curah hujan yang cukup tinggi seperti, Wahyuni, Mahmudy dan Iriany pada tahun 2017 yang menyatakan bahwa prediksi curah hujan di Kota Malang menggunakan *hybrid Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* dan Algoritma Genetika. Jaringan syaraf tiruan pernah digunakan untuk memprediksi laju pertumbuhan penduduk menggunakan metode *Backpropagation*. Pada paper ini, akan digunakan pada kasus prediksi curah hujan di Kota Maros.

2. Metodologi

2.1 Data Penelitian

Pada penelitian ini data yang digunakan adalah data sekunder yaitu data curah hujan Kabupaten Maros dari tanggal 1 Januari 2018 - 31 Desember 2018. Data tersebut diperoleh dari data online BMKG UPT Stasiun Klimatologi Maros dan dapat di akses melalui <http://dataonline.bmkg.go.id>. Data yang dipakai adalah data Suhu, Kelembaban Relatif, Kecepatan angin, dan Curah hujan. Berikut pada Tabel 1 ditampilkan rincian data curah hujan di Kabupaten Maros tahun 2018.

Table 1. Data Harian Curah Hujan Di Kabupaten Maros 2018

Tanggal	Suhu	Kelembaban Relatif	Kecepatan Angin	Curah Hujan
1/1/2018	30,2	88	7	11,4
1/2/2018	27,2	94	4	41,8
1/3/2018	31	82	3	29,4
1/4/2018	30,3	82	3	36,5
1/5/2018	25,7	92	1	33,4
1/6/2018	30,8	91	4	9,1
1/7/2018	27,3	86	3	10,,
1/8/2018	26,8	90	1	22,5
1/9/2018	27,6	87	2	0,6
1/10/2018	30,1	85	6	5,7
1/11/2018	31,2	77	4	0
1/12/2018	31,3	86	5	0,3
1/13/2018	30,8	85	5	48,8
1/14/2018	30,9	88	6	5,7
1/15/2018	26,2	87	2	0,3
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
12/24/2018	31,6	82	6	1,3
12/25/2018	31,8	88	6	1,3
12/26/2018	31,4	87	6	69
12/27/2018	31,4	86	6	1
12/28/2018	25,6	92	1	4,9
12/29/2018	30,8	83	3	12,6
12/30/2018	32,2	86	6	1.8
12/31/2018	32	82	6	2,6

Dari data penelitian tersebut dibagi menjadi variabel *input* dan *output*. Suhu, kelembaban dan kecepatan sebagai variabel *input* dan curah hujan merupakan variabel *output*. Sesuai dengan ketentuan dari BMKG, data curah hujan yang akan diprediksi akan dibagi perdasarian atau persepuluh hari. Data curah hujan yang telah dibagi persepuluh hari akan ditampilkan pada Tabel 2.

Table 2. Data Curah Hujan Dasarian

Tanggal	Suhu (X ₁)	Kelembaban Relatif (X ₂)	Kecepatan Angin (X ₃)	Curah Hujan (Output)
1 Jan - 10 Jan	28,700	87,700	3,400	20,070
11 Jan - 20 Jan	29,990	86,800	4,400	23,770
21 Jan - 30 Jan	28,900	87,400	5,200	32,650

31 Jan - 9 Feb	29,030	88,800	4,000	22,020
10 Feb - 19 Feb	29,390	85,700	3,200	15,880
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
17 Nov - 26 Nov	29,100	82,900	3,000	22,620
27 Nov - 6 Des	33,070	79,700	5,500	17,970
7 Des - 16 Des	31,890	83,900	5,200	10,730
17 Des - 26 Des	31,310	86,000	5,800	17,360
27 Des - 31 Des	30,400	85,800	4,400	4,580

2.2 Analisis Data

Penelitian ini menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* dengan bantuan *Microsoft Excel* dan *Software Netbeans*. Berikut langkah perhitungan prediksi menggunakan metode ANFIS:

1. Menginput data suhu, kelembaban relatif, kecepatan angin, curah hujan dan mengubahnya menjadi data per sepuluh harian (dasarian). Kemudian menentukan nilai *threshold*.
2. Melakukan transformasi data menggunakan rumus pada Persamaan:

$$x_{ij} = \frac{x_{ij} - x_{\min(j)}}{x_{\max(j)} - x_{\min(j)}} \quad (1)$$

3. Menentukan nilai pusat cluster dan menghitung nilai cluster menggunakan ketetapan nilai *threshold*: 0.8. dengan rumus:

$$d(x, y) = \|x - y\|^2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2} \quad (2)$$

4. Melakukan iterasi sampai tidak ada perubahan pada anggota setiap *cluster* yang terbentuk, dimana nilai Delta kurang dari *threshold*. Rumus Delta:

$$F = \sum_{i=1}^n d(x, y) \quad (3)$$

5. Menghitung nilai standard deviasi dan mean dari hasil perhitungan cluster pada setiap variabel yang selanjutnya menghitung kembali iterasi sampai nilai cluster tidak ada yang berubah menggunakan persamaan:

$$\bar{x} = \frac{x_1 + x_2 + x_3 + \dots + x_n}{n} \quad (4)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum(x_i - \bar{x})^2}{(n - 1)}} \quad (5)$$

6. Menghitung derajat keanggotaan dengan menggunakan fungsi *Generalized Bell* untuk mendapatkan nilai *output* lapisan 1 dengan menggunakan rumus pada [9]:

$$bell(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c}{a} \right|^{2b}} \quad (6)$$

7. Menghitung *output* lapisan 2 menggunakan rumus pada Persamaan:

$$O_{2,i} = w_i = \mu A_i(x) \mu B_i(y), i \quad (7)$$

8. Menghitung nilai normalisasi *Fire Strength* atau lapisan 3 menggunakan rumus pada Persamaan:

$$O_{3,i} = \bar{w} = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i \quad (8)$$

9. Menghitung Parameter Konsekuen dengan *Least Square Estimator* (Lapisan 4) dengan cara melakukan perkalian matriks, transpose, dan invers matriks sehingga mendapatkan nilai parameter konsekuen.
10. Menghitung nilai *f* dari nilai parameter konsekuen dengan rumus:

$$f_i = C_{i1}x_1 + C_{i2}x_2 + C_{i3}x_3 + C_{i0} \quad (9)$$

11. Menghitung nilai *output* lapisan 4 dengan menggunakan rumus:

$$O_{4,i} = \bar{w}_1 f_i = \bar{w}_i (c_{11}x_{11} + c_{i2}x_2 + c_{i0}) \quad (10)$$

12. Menghitung nilai output lapisan 5 dari hasil output lapisan 4 dengan rumus:

$$O_{5,i} = \sum_i w_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (11)$$

13. Memperbaiki Parameter Premis menggunakan *Steepest Descent* dengan cara menghitung *propagation error* (nilai error) dari tiap lapisan.
14. Mendapatkan hasil nilai error dari tiap lapisan dan menghitung parameter premis.
15. Melakukan tahap pengujian ANFIS.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Perhitungan Lapisan ANFIS

Pada tahap pengujian algoritma *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* dilakukan perhitungan lapisan dengan cara mengelompokkan data dasarian yang telah dibagi kemudian dilakukan beberapa tahap perhitungan seperti jumlah iterasi, sehingga menghasilkan *output* Lapisan 1 sampai Lapisan 5 seperti Tabel 3 berikut:

Table 3. Output Lapisan 1

gbell	μA_1	μA_2	μB_1	μB_2	μC_1	μC_2
1	0,370	0,028	0,484	0,186	0,856	0,112
2	0,989	0,064	0,627	0,204	0,431	0,395
3	0,459	0,031	0,528	0,192	0,148	0,999
4	0,529	0,033	0,353	0,166	0,783	0,222
5	0,766	0,042	0,831	0,231	0,658	0,092
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
34	0,077	0,436	0,373	0,490	0,108	0,804
35	0,175	0,637	0,994	0,285	0,148	0,999
36	0,297	0,260	0,775	0,223	0,082	0,517
37	0,769	0,092	0,813	0,228	0,431	0,395

Pada perhitungan *output* lapisan 1, terdapat beberapa perhitungan didalam mencapai *output* tersebut. Seperti perhitungan mean dan standard deviasi. Lapisan 1 merupakan derajat keanggotaan dari jaringan ANFIS yang kemudian akan digunakan untuk menghitung nilai *output* Lapisan 2.

Table 4. Output Lapisan 2

Data ke-	O2.1	O2.2
1	0,153	0,000591
2	0,268	0,005
3	0,036	0,006
4	0,146	0,001
5	0,419	0,000
⋮	⋮	⋮
34	0,003	0,172
35	0,025	0,182
36	0,019	0,030
37	0,269	0,008

Nilai *fire strength* didapatkan dengan cara mengalikan setiap sinyal masukan yaitu, masing-masing *cluster* pertama dikalikan dan masing-masing *cluster* kedua dikalikan di tiap data yang kemudian hasilnya merupakan *Nilai Fire Strength*. Kemudian nilai *fire strength* ini akan dilakukan normalisasi.

Table 5. Output Lapisan 3

Data ke-	O3.1	O3.2
1	0,996	0,003
2	0,980	0,019
3	0,856	0,143
4	0,991	0,008
5	0,997	0,002
⋮	⋮	⋮
34	0,017	0,982
35	0,124	0,875
36	0,387	0,612
37	0,970	0,029

Tabel 5 diatas menunjukkan nilai *output* lapisan 3/*normalized fire strength* pada setiap *cluster*. Pada tahap ini, nilai *fire strength* yang didapatkan dengan cara menjumlahkan *cluster* 1 dan 2 kemudian membaginya dengan masing-masing *cluster* yang ada. Dan dilakukan berturut-turut pada tiap data yang selanjutnya akan menghasilkan *output* untuk menghitung parameter konsekuen.

Table 6. Output Lapisan 4

O4.1	O4.2
19,501	0,028
18,724	0,208
27,564	1,131
21,655	0,080
13,927	0,017
16,034	0,028
0,161	14,619
1,682	12,784
8,309	8,913
16,133	0,338

Nilai *output* lapisan 4 didapatkan dengan melakukan perkalian antara nilai *output* lapisan 3 dengan nilai *f*. Sebelum mendapatkan nilai *f*, dilakukan perhitungan matriks.

Table 7. Output Lapisan 5

O5.1
19,529
18,933
28,695
21,735
13,944
⋮
12,869
14,806
14,780
14,466
17,223
16,472

Tabel hasil *output* yang ditunjukkan pada Tabel 4 sampai Tabel 7 merupakan pengujian algoritma ANFIS. Setelah menghitung *output*, selanjutnya akan menghitung jumlah eror dari tiap output dengan menggunakan metode *propagation error*. Setelah itu, dilakukanlah pengujian jumlah data latih terhadap RMSE untuk menentukan nilai inputan untuk dilakukan pengujian ANFIS.

3.2 Pengujian dalam menentukan nilai awal prediksi terhadap RMSE

Pengujian dalam menentukan nilai prediksi terhadap RMSE bertujuan untuk mendapatkan jumlah data yang terbaik dalam memprediksi curah hujan, yaitu jumlah data latih, jumlah iterasi, dan *learning rate*.

Table 8. Pengujian pengaruh jumlah data latih terhadap RMSE.

Data Latih	Percobaan ke-i					Rata2 RMSE	Rata2 Lama Komputasi (msec)
	1	2	3	4	5		
58	2,486	2,944	1,465	1,053	2,853	2,1602	3367,2
116	2,402	2,576	2,387	1,458	2,653	2,2952	3380,4
174	1,351	1,052	1,122	2,823	1,265	1,5226	3159
233	1,245	2,85	2,577	2,141	2,562	2,275	3007,8
292	2,663	1,669	1,907	2,984	1,017	2,048	2814

Pengujian pengaruh jumlah data *train* terhadap RMSE dilakukan sebanyak 5 kali pada masing-masing jumlah data *train*. Jumlah data *train* yang digunakan yaitu sejumlah 58, 116, 174, 233, 292 data. Hasil Tabel 8 menunjukkan nilai RMSE yang terbaik didapatkan pada jumlah data *train* 174 karena diperoleh hasil RMSE yang paling rendah dan lama komputasi yang tidak terlalu lama.

Table 9. Pengaruh jumlah iterasi terhadap RMSE

Iterasi	Percobaan ke-i					Rata2 RMSE	Rata2 Lama Komputasi (msec)
	1	2	3	4	5		
100	1,366	1,805	1,934	1,727	1,329	1,6322	2299
200	1,486	1,327	1,468	1,096	1,565	1,3884	2467,8
300	1,806	1,468	1,527	1,87	1,253	1,5848	2342,6
400	1,113	1,797	1,109	1,004	1,618	1,3282	2772
500	1,154	1,923	1,768	1,33	1,004	1,4358	2568,2
600	1,382	1,2	1,163	1,356	1,994	1,419	2002,2
700	1,447	1,15	1,297	1,014	1,689	1,3194	2166,6
800	1,297	1,854	1,402	1,913	1,031	1,4994	2517,6
900	1,323	1,721	1,85	1,166	1,314	1,4748	2248,6
1000	1,784	1,269	1,681	1,818	1,961	1,7026	2179,6

Pengujian pengaruh jumlah iterasi terhadap RMSE dilakukan sebanyak 5 kali pada masing – masing jumlah iterasi. Jumlah iterasi yang digunakan adalah 100, 200, 300, 400, 500, 600, 700, 800, 900, dan 1000. Hasil Tabel 9 menunjukkan nilai RMSE yang terbaik didapatkan pada jumlah iterasi 700 karena diperoleh hasil RMSE yang paling rendah dan lama komputasi yang tidak terlalu lama.

Table 10. Pengaruh jumlah iterasi terhadap RMSE

Learning Rate	Percobaan ke-i					Rata2 RMSE	Rata2 Lama Komputasi (msec)
	1	2	3	4	5		
0,1	2,343	1,586	2,061	2,347	1,021	1,8716	2052
0,2	2,096	1,384	1,742	1,904	1,431	1,7114	2096
0,3	2,091	2,03	1,052	1,049	1,261	1,4966	2018,2
0,4	1,044	1,235	1,38	2,258	2,01	1,5854	2109,2
0,5	2,05	1,082	2,393	2,372	1,603	1,9	2114,4
0,6	1,527	2,168	1,987	1,131	2,213	1,8052	2063,4
0,7	1,537	1,689	1,956	2,109	2,317	1,9216	2038,4
0,8	2,308	1,459	1,353	2,376	1,34	1,7672	2158,4
0,9	1,983	1,396	1,016	1,41	2,021	1,5652	1994

Pengujian pengaruh *learning rate* terhadap RMSE dilakukan sebanyak 5 kali pada masing – masing *learning rate*. Nilai *learning rate* yang digunakan adalah 0,1, 0,2, 0,3, 0,4, 0,5, 0,6, 0,7, 0,8, dan 0,9. Tabel 10 menunjukkan nilai RMSE yang terbaik didapatkan pada jumlah iterasi 0,3 karena diperoleh hasil RMSE yang paling rendah dan lama komputasi yang tidak terlalu lama.

3.3 Hasil Prediksi Curah Hujan dengan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*

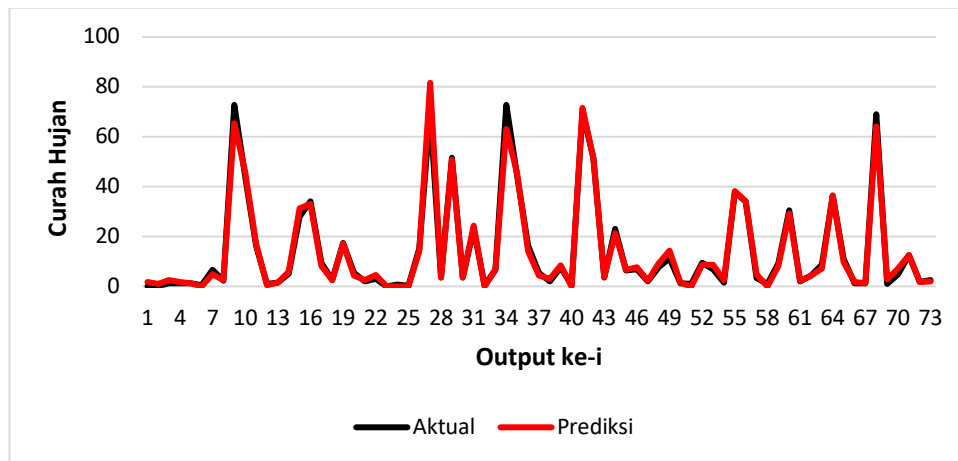
Setelah melakukan pengujian terhadap nilai RMSE, maka didapatkan nilai *learning rate*, jumlah iterasi, dan jumlah data latih yang paling baik. Parameter tersebut akan digunakan untuk memprediksi curah hujan yang telah di dasariakan. Nilai-nilai parameter terbaik tersebut antara lain:

1. *Learning Rate* = 0,3
2. Data Latih = 174
3. Iterasi = 700

Table 11. Hasil Prediksi Curah Hujan

No	Aktual	Prediksi
1	0	1,673
2	0,3	0,867
3	1,2	2,651
4	1,2	1,652
5	1,2	1,165
6	0,6	0,001
⋮	⋮	⋮
68	69	64,273
69	1	2,761
70	4,9	7,154
71	12,6	12,518
72	1,8	1,641
73	2,6	2,078
Korelasi	0,99	
MAPE	0,384	
Akurasi	99,615	

Pengujian metode ANFIS. didapatkan hasil prediksi sebanyak 73 dari data *testing*. Dalam pengujian ini ditambahkan perhitungan korelasi yang berguna melihat hubungan antara data prediksi dan data aktual. Kemudian untuk melihat keakuratan dari metode ANFIS ini dilakukan perhitungan MAPE untuk melihat kemampuan model peramalan dan dari perhitungan MAPE tersebut didapatkan MAPE sebesar 0.384% dengan tingkat akurasi sebesar 99.615%. Berikut merupakan grafik yang mempresentasikan perbandingan antara data hasil prediksi dan data aktual.



Gambar 1. Perbandingan data hasil prediksi dan aktual

Pada grafik hasil prediksi curah hujan diatas, hasil prediksi dan aktual tidak jauh berbeda. Terdapat beberapa hari dimana ada perbandingan yang berbeda dengan data actual seperti pada data ke 7-10 dan 34-37. Namun rata-rata hasil prediksi yang dihasilkan memiliki tingkat akurasi yang cukup tinggi.

4. Kesimpulan

Adaptive Neuro Fuzzy Inference System merupakan metode yang kompleks karena memiliki lapisan bersusun untuk melihat eror peramalan. Pada metode ANFIS memiliki 2 tahapan, yaitu tahapan perhitungan eror lapisan dan pengujian. Pada perhitungan tiap lapisan didapatkan output tiap lapisan yang selanjutnya dilakukan perhitungan propagasi eror tiap lapisan lagi. Kemudian dilakukan pengujian terhadap RMSE untuk mendapatkan nilai *learning rate*, iterasi yang selanjutnya akan digunakan untuk memprediksi curah hujan. Setelah melakukan hasil pengujian terhadap 73 data *testing* didapatkan nilai koefisien determinasi antara nilai aktual dan prediksi sebesar 99%, kemudian didapatkan nilai MAPE sebesar 0.384%.

Sehingga, kecocokan model dengan data adalah 99% dan nilai MAPE yang didapatkan cukup kecil, oleh karena itu nilai prediksi dikatakan cukup akurat. Saran yang dapat diberikan untuk penelitian berikutnya, yaitu menggunakan data yang memiliki variabel yang lengkap dan terbaru sesuai ketersediaan data oleh BMKG. Penelitian selanjutnya juga dapat menggunakan data *time series* dengan pola data yang berbeda untuk pengembangan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*.

Daftar Pustaka

- [1] Tukidi. Karakter Curah Hujan Di Indonesia (Jurusan Geografi FIS UNNES). *Jurnal Geografi*, 7(2), 136-145, 2010.

- [2] Virgianti, V., Martha, S. & Imro'ah, N. Penerapan Fuzzy Time Series Chen Average Based Pada Peramalan Curah Hujan. *Buletin Ilmiah Math. Stat. dan Terapannya (Bimaster)*, 10(4), 485-494, 2021.
- [3] Harahap, S. A. & Endah, S. N. Penerapan Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System Untuk Prediksi Nilai Tukar Rupiah. *Jurnal Masyarakat Informatika*, 10(1), 37-47, 2019.
- [4] Kecitaan, H. Penerapan *Fuzzy Inference System* Untuk Menentukan Jumlah Pembelian Produk Berdasarkan Data Persediaan Dan Penjualan. *Jurnal Informatika Universitas Pamulang*, 2(4), 205-213, 2017.
- [5] Navianti, D. R., Usadha, I. G. N. R., Widjajati, F, A. Penerapan *Fuzzy Inference System* pada Prediksi Curah Hujan di Surabaya Utara. *JURNAL SAINS DAN SENI ITS*. 1(1), A23-A28, 2012.
- [6] Azhar, M. I. & Mahmudy, W. F. Prediksi Curah Hujan Menggunakan Metode Adaptive Neuro *Fuzzy Inference System* (ANFIS). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 2(11), 4932-4939, 2018.
- [7] Mulyono, D. Analisis Karakteristik Curah Hujan Di Wilayah Kabupaten Garut Selatan. *Jurnal Konstruksi Sekolah Tinggi Teknologi Garut*, 13(1), 2-8, 2014.
- [8] Hudiyanti, C. V., Bachtiar, F, A., Setiawan, B, D. Perbandingan Double Moving Average dan Double Exponential Smoothing untuk Peramalan Jumlah Kedatangan Wisatawan Mancanegara di Bandara Ngurah Rai. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 3(3), 2667-2672, 2019.
- [9] Wiranto, I., Musa, W. & Ridwan, W. Prediksi Curah Hujan Tahunan Menggunakan Anfis Dengan Pengelompokan Data (Studi Kasus Pada Stasiun Meteorologi Bandara Jalaluddin). *Seminar Nasional Teknologi, Sains dan Humaniora 2019 (SemanaTECH 2019)*, 74-81, 2019.